第46卷 第1期
2023年1月

干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

Vol. 46 No. 1
Jan. 2023

基于多源遥感数据的甘肃省农业干旱研究

张 娟， 姚晓军， 李 净， 王晓燕

（西北师范大学地理与环境科学学院，甘肃 兰州 730070）

摘 要：干旱是农作物生长发育的主要环境胁迫因子，也是制约农业丰产丰收的关键自然要素。农业干旱监测通常基于气象站点观测数据，这在一定程度上难以反映区域尺度的农业干旱状况。以甘肃省为研究区，基于MODIS、TRMM、ESA CCI等遥感数据产品和气象站点数据，利用随机森林回归模型构建综合气象干旱指数(CMDI)，并对甘肃省2011—2019年农作物生长季(4—9月)旱情时空格局及变化规律进行分析。结果表明：(1) CMDI与实测值的决定系数(R^2)在各月均高于0.634，且与标准化降水蒸散发指数(SPEI)在空间上具有一定的相关性，表明该指数可反映农业干旱的发生发展过程。(2) 甘肃省农业干旱呈现明显的地域分异规律，干旱程度由东南向西北逐渐加重，其中河西地区多为特旱区和重旱区，陇中地区为重(中)旱区，陇南、陇东、甘南地区为干旱-无旱波动变化区。(3) 2011—2019年甘肃省农业干旱在年、月尺度上均呈现较大的波动趋势，其中2012年干旱程度最轻，2017年则最为严重；甘肃省大部分地区在4月和6月，陇东、陇南地区分别在5月和9月以及甘南地区4—9月农业旱情有所减轻外，其余地区在农作物生长季的旱情呈加重趋势。

关 键 词：干旱；农业；遥感；随机森林；甘肃省

文章编号：1000-6060(2023)01-0011-12(0011~0022)

在全球气候变暖背景下，极端天气事件频发，其中干旱因持续时间长、影响范围广而备受关注[1-2]。农业干旱是指在农作物生长过程中，因多种因素导致的水分不足使得农作物的正常需水量受限，从而引发的农作物大量减产。干旱不仅对作物生产力造成严重直接影响，而且对人类生计和居民收入产生间接影响，一直是全球备受关注的环境问题之一。IPCC AR6报告指出即使全球升温稳定在1.5~2.0 ℃，大部分地区仍将经历严重且频繁的农业生态干旱[3]。干旱虽然是一种无法消除的天气现象，但若能获得与作物状况有关的实际时空信息，则可对其进行有效监测和管理从而减轻干旱影响[4]。

农业干旱是一种复杂的过程，其发生发展受多种不确定因素的影响[5]。随着遥感技术的快速发展，农业干旱监测逐渐向定量化、空间化、多因子综合集成方向发展[6-8]。目前较为成熟的监测农业干旱的指数主要有标准化降水指数(SPI)、标准化降水蒸散指数(SPEI)、帕尔默干旱指数(PDSI)、土壤水分亏缺指数(SWDI)、归一化植被指数(NDVI)、降水状态指数(PCI)、植被健康指数(VHI)、植被干旱响应指数(VegDRI)、规模干旱条件指数(SDCI)、地表温度(LST)、潜在蒸散量(PET)、土壤水分含量(SM)和微波综合干旱指数(MIDI)等[9]，一些学者通过集成这些指数以指示农业干旱状态，如胡鹏飞等[10]基于MODIS和TRMM数据分析了黄土高原的农业干旱变化特征和干旱频率，表明SDCI指数可有效监测该地区作物生长季的干旱状况；温庆志等[11]构建了综合遥感干旱监测模型(IRSDI)，并将其应用于淮河流域农业干旱时空特征分析；刘高鸣等[12]利用决策树模型融合了大气异常、植被状态、土壤水分等信息，相对于单一指标在一定程度上提高了监测精度，较好地指示了河南省农业干旱事件的发生以及空间分布；Brown等[13]提出VegDRI指数，综合考虑了植被生长状况、降水量、地形地势、地表覆盖类型

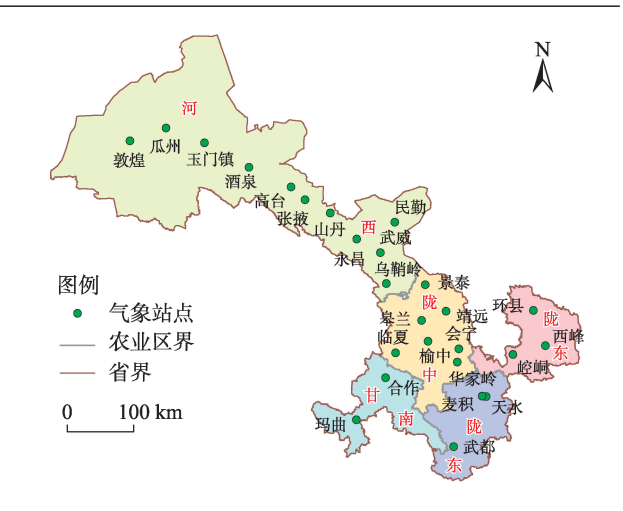
收稿日期：2022-04-19； **修订日期：**2022-07-05
基金项目：中国科学院"西部之光"人才培养引进计划项目；陇原青年创新创业人才个人项目资助
作者简介：张娟(1998-)，女，在读博士，主要从事干旱演变及响应研究. E-mail: zjsunshine1998@163.com
通讯作者：姚晓军(1980-)，男，博士，教授，主要从事地理信息技术与冰冻圈变化研究. E-mail: yaoxj_nwnu@163.com

等的异常信息；Wu等[14]在VegDRI指数基础上，提出综合地表干旱指数(ISDI)。这些农业干旱监测模型与指数的建立为开展不同区域农业旱情监测与评估提供了有益借鉴和参考。

随机森林(RF)是一种基于分类回归树的组合模型，较其他算法具有处理数据维度高、训练速度快、抗干扰能力强、可平衡数据误差等优势[15-17]。近年来，一些学者将随机森林模型应用于干旱预测研究，如沈润平等[18]利用随机森林思想构建了干旱遥感监测模型；董婷等[19]基于多源遥感数据，利用随机森林模型构建多因子集成的旱情状态指数(IDCI)，对我国北方旱情状况评估表明该指数在大面积旱情监测中应用性较强。甘肃省大部分地区位于干旱半干旱区，生态环境脆弱，是农业干旱的高频发生地[20]。以往对于甘肃省农业干旱的研究多基于气象站点数据或单因子遥感指数，在区域农业旱情监测与评估方面尚存在很大不足。本文应用MODIS、TRMM、ESA CCI等多源遥感数据产品，结合气候(降水和LST)、水文(土壤湿度)、植被(植被状态)和地形(高程、坡度、坡向)等因素，在计算不同干旱表征因子和综合气象干旱指数(CMDI)基础上，构建甘肃省农业干旱监测随机森林模型，并对甘肃省2011—2019年农业旱情时空格局及变化规律进行分析，从而为认识甘肃省农业干旱发生发展规律及西北干旱区农业干旱预测提供方法支撑和科学参考。

1 研究区概况

甘肃省(92°13′~108°46′E，32°31′~42°57′N)地处西北内陆，为青藏高原、黄土高原和内蒙古高原的交汇地带[21]。甘肃省地形呈狭长状，东西长约1600 km，南北宽约500 km，总面积42.58×10⁴ km²；地势自西南向东北倾斜，平均海拔1500 m以上，以乌鞘岭为界分为外流区和内流区；气候类型多样，从南向北依次划分为北亚热带湿润区、暖温带湿润区、高山高寒区、冷温带半湿润区和冷温带半干旱区5个气候带[22]。按照自然地理条件差异，甘肃省通常划分为河西、陇中、陇东、陇南和甘南5个地区[23](图1)。在中国九大农业区中，甘肃省农业区大部分位于北方干旱半干旱区，少部分位于青藏高原区和黄土高原区。根据甘肃省第三次全国国土调查数据，2019年甘肃省耕地面积约0.52×10⁴ km²，且大



注：该图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2020)4630号的标准地图制作，底图边界无修改。下同。

图1 甘肃省农业分区

Fig. 1 Agricultural division of Gansu Province

多位于陇中地区和陇东地区，以及河西地区山前绿洲和陇南地区河谷地带。

2 数据与方法

2.1 数据来源

采用1971—2019年甘肃省26个气象站点的月降水量和月均温数据，其来源于中国气象数据网(http://data.cma.cn/)；MODIS数据采用2004—2019年植被指数产品NDVI(MOD13A2，16 d, 1 km)、LST产品(MOD11A2，8 d, 1 km)和2015年土地覆盖类型产品(MCD12Q1，500 m)，其中MCD12Q1用于甘肃省农田区的提取，3种数据产品均来源于美国国家航空航天局网站(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/)，涉及行列号h25v04、h25v05和h26v05；遥感降水数据采用2004—2019年TRMM 3B43月尺度数据，空间分辨率为0.25°×0.25°，来源于美国国家航空航天局网站(https://disc.sci.gsfc.nasa.gov/)；土壤湿度数据采用2004—2019年欧空局“气候变化倡议”项目(ESA CCI)提供的全球土壤湿度主、被动微波集成数据集，空间分辨率为0.25°×0.25°，时间分辨率为1 d，该数据集来源于欧空局网站(https://www.esa-soilmoisture-cci.org/)；地形数据产品采用SRTM DEM数据，空间分辨率为90 m，该数据来源于地理空间数据云(http://www.gscloud.cn/)。

2.2 TRMM与ESA CCI数据降尺度

考虑到甘肃省农作物一般为夏收和秋收，因此

将研究时段集中于农作物生长季(4—9月)。由于不同数据空间分辨率差异较大,首先对研究区相应时段的MOD13A2、MOD11A2采用平均值法合成为月尺度上的数据,采用双线性插值法将SRTM DEM重采样为1 km×1 km;然后将ESA CCI每日湿度数据合成为月尺度数据,并将空间分辨率同为0.25°×0.25°的TRMM 3B43和ESA CCI月数据降尺度至1 km×1 km。

TRMM数据提供的三维降水分布信息已广泛应用于国内降水研究中[24-27],但其空间分辨率较低,小区域尺度内像元属性值相同。为了提高TRMM数据空间分辨率,根据李净等[28]提出的TRMM数据降尺度方法,以经度、纬度、海拔、NDVI等与降水数据相关性较强的变量作为线性回归模型的自变量,将TRMM 3B43数据降尺度至1 km;同理采用Yu等[29]提出的土壤湿度数据方法,利用高分辨率的NDVI和LST将低分辨率的土壤水分进行分解,并将ESA CCI数据降尺度至1 km。具体过程如下(以TRMM数据为例):

$$P = a_0 + a_1\text{Lon} + a_2\text{Lat} + a_3\text{DEM} + a_4\text{NDVI} + \varepsilon \quad (1)$$

式中:P为降尺度后的降水值(mm);Lon和Lat分别为经度(°)和纬度(°);DEM为海拔(m);NDVI为归一化植被指数,由MOD13A2产品中获取;a_0~a_4为线性回归拟合系数,其中a_0为常数项;ε为残差。首先将DEM和NDVI重采样至低空间分辨率0.25°,预估降水量(P_{LR})多元线性回归方程表示如下:

$$P_{LR} = a_0 + a_1\text{Lon} + a_2\text{Lat} + a_3\text{DEM} + a_4\text{NDVI} \quad (2)$$

降水残差(ΔT_{LR},mm)为降水量(T_{3B43},mm)与预估降水量(P_{LR},mm)之差,计算公式如下:

$$\Delta T_{LR} = T_{3B43} - P_{LR} \quad (3)$$

将式(2)得到的拟合系数代入至空间分辨率为1 km×1 km的NDVI和DEM中,得到高分辨率的预测降水量(P_{HR},mm),计算公式如下:

$$P_{HR} = a_0 + a_1\text{Lon} + a_2\text{Lat} + a_3\text{DEM} + a_4\text{NDVI} \quad (4)$$

将ΔT_{LR}插值获得空间分辨率为1 km×1 km的ΔT_{HR},最后将其与P_{HR}相加得到降尺度后的降水数据P:

$$P = P_{HR} + \Delta T_{HR} \quad (5)$$

2.3 不同干旱指数计算

农业干旱不仅涉及土壤水分、降水量、作物的生长状态及冠层温度,还与地貌类型和土地覆盖类型等因素有关[30]。而植被状态指数(VCI)是表征农作物生长状态的关键因子,它对西北大部分历史干旱的空间监测效果好,干旱空间演变特征显著;温度状态指数(TCI)是表征农作物冠层温度的关键因子,在干旱状态下,冠层温度升高,作物所需的水分减少,则会影响作物的正常生长,从而受到干旱胁迫;降水状态指数(PCI)由TRMM 3B43月降水数据归一化处理得到,实现对降水短缺数据的监测,可以表征连续的降水量异常信息;土壤湿度决定农作物的水分供应情况,土壤干旱直接由土壤湿度过低造成,由于微波遥感的一系列优势,所以将月土壤湿度数据标准化处理得到土壤湿度状态指数(SMCI)作为表征土壤湿度异常信息的关键因子;综合多种遥感干旱指数的农业干旱监测,比单纯遥感因子具有更大优势,温度植被干旱指数(TVDI)是由LST-NDVI构成的特征空间且与土壤水分具有强相关性,不仅能够克服影像分辨率小的特点,可以较好地反映土壤湿度信息;微波综合干旱指数(MIDI)综合PCI、TCI、SMCI 3个因子,同时考虑降水、温度、土壤湿度,是表征干旱的关键因子;高程(DEM)、坡度(SLOPE)、坡向(ASPECT)对区域干旱同样有重要影响。采用张静等[31]研究西北干旱区确定的权重值来计算MIDI(表1),确定PCI的权重值为0.6,TCI的权重值为0.2,SMCI的权重值为0.2。

CMDI不仅仅考虑了降水和蒸发因子,而且考虑了近30 d和近90 d的SPI,时间尺度较好,比利用单因子的气象干旱指数具有更大优势,因此利用CMDI作为模型的输出变量[32]。SPEI作为分析干旱趋势的理想指标,能表征一个地区干湿状态偏离常年正常水平的程度。为避免研究时段内突发极端天气事件对指数造成影响,本研究根据月降水量和月均温计算1971—2019年月尺度CMDI与SPEI以使得各值在正常范围内。以CMDI和SPEI的干旱等级划分表征干旱程度,其划分标准参照国家标准[33](表2),并利用站点实测CMDI与SPEI来评价模型模拟结果。CMDI指数的计算方法如下:

$$\text{CMDI} = a\text{SPI}_{30} + b\text{SPI}_{90} + cM_{30} \quad (6)$$

式中:CMDI为30 d的综合气象干旱指数;SPI_{30}、SPI_{90}为近30 d和90 d的SPI;M_{30}为30 d的相对湿润指数。本文根据张调风等研究成果,a平均值取0.4;b平均值取0.4;c平均值取0.8[34]。本文采用Vicente-Serrano[35]等在SPI基础上提出的SPEI的计算方法,具体计算流程不在此列举。

表1 干旱指数计算方法

Tab. 1 Calculation method of drought index

干旱指数	计算公式	符号含义
植被状态指数(VCI)	$VCI=(NDVI-NDVI_{min})/(NDVI_{max}-NDVI_{min})$	NDVI为归一化植被指数;$NDVI_{max}$、$NDVI_{min}$分别为某月归一化植被指数的最大值和最小值。
温度状态指数(TCI)	$TCI=(LST-LST_{min})/(LST_{max}-LST_{min})$	LST为地表温度即地面的温度(℃);LST_{max}、LST_{min}分别为某月地表温度的最高值和最低值(℃)。
降水状态指数(PCI)	$PCI=(TRMM-TRMM_{min})/(TRMM_{max}-TRMM_{min})$	TRMM为卫星降水数据,表征降水量的大小($mm\cdot h^{-1}$);$TRMM_{max}$、$TRMM_{min}$分别为某月降水量的最大值和最小值(mm)
土壤湿度状态指数(SMCI)	$SMCI=(SM-SM_{min})/(SM_{max}-SM_{min})$	SM为土壤湿度;SM_{max}、SM_{min}分别为某月土壤湿度的最大值和最小值。
温度植被干旱指数(TVDI)	$TVDI=\left(LST-LST_{min}^{NDVI}\right)/\left(LST_{max}^{NDVI}-LST_{min}^{NDVI}\right)$	LST_{max}^{NDVI}、LST_{min}^{NDVI}分别为某月NDVI对应的最高和最低地表温度(℃)。
微波综合干旱指数(MIDI)	$MIDI=\alpha PCI+\beta TCI+(1-\alpha-\beta)SMCI$	α、β分别为PCI、TCI的权重值。

表2 综合气象干旱指数(CMDI)及标准化降水蒸散发指数(SPEI)干旱等级划分

Tab. 2 Classification of drought with respect to CMDI and SPEI

等级	类型	综合气象干旱指数	标准化降水蒸散发指数
1	无旱	$-0.6<CMDI$	$-0.5<SPEI$
2	轻旱	$-1.2<CMDI\leqslant-0.6$	$-1.0<SPEI\leqslant-0.5$
3	中旱	$-1.8<CMDI\leqslant-1.2$	$-1.5<SPEI\leqslant-1.0$
4	重旱	$-2.4<CMDI\leqslant-1.8$	$-2.0<SPEI\leqslant-1.5$
5	特旱	$CMDI\leqslant-2.4$	$SPEI\leqslant-2.0$

2.4 随机森林模型构建

对于非线性数据运用随机森林模型可以减少均方根误差,取得较好的拟合结果[36-37]。本文以多源遥感数据提取干旱表征因子(VCI、TCI、PCI、SMCI、TVDI、MIDI、DEM、SLOPE、ASPECT)为模型输入变量,CMDI为模型输出变量;以2004—2010年4—9月站点数据为训练集,2011—2019年4—9月甘肃省农田区为测试数据集构建模型;利用2011—2019年4—9月站点实测CMDI值与模型预测结果进行验证及能力评价,并以SPEI验证其在空间上的可靠性,模型构建流程如图2所示。利用python 3.8中Pandas库以及数据分析工具包Sklearn,通过代码读取训练集、测试集文本文件实现随机森林回归模型来估算CMDI。

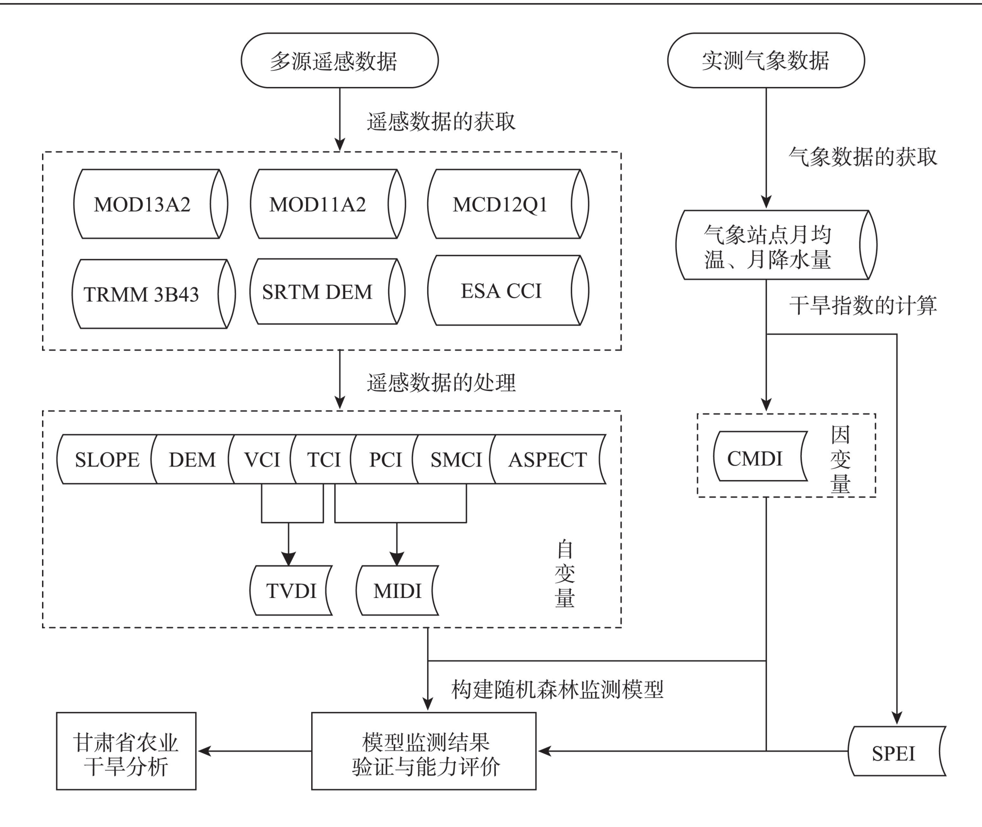
3 结果与分析

3.1 模型模拟结果评价

图3展示了测试集输入模型后站点模拟结果与站点实测CMDI的相关性。显然,模拟结果与站点实测数据计算得到的CMDI在6月的相关性最高,模型拟合优度达到0.935,其均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)均较小;其他月份模型拟合优度均在0.634以上,表明模型具有较强的预测能力。由于采用了随机采样,训练出的模型方差较小,所有月份的RMSE均未超过0.628,说明模型的泛化能力较好,未出现过拟合情况。为验证模型预测值在空间上的可靠性,将模型预测值与同期的SPEI做相关分析(图4),在空间上大部分地区与SPEI具有很好的相关性,6月的相关性最高,大致都在0.6以上;其他月份的大部分地区相关性在0.5以上,其中甘南地区每月的相关性都在0.5以上,河西中部、陇中南部、陇东部分地区相关性在0.8以上。部分地区的相关系数为负值且较低,4、6、9月的负值主要集中在河西中西部地区,主要原因可能是该地区的农作物稀少,存在着很多的不确定性;5、7月的负值主要集中在陇中东南部地区,原因可能是该地区5月易发生霜冻,7月易发生冰雹,因此对农业造成一定危害;8月的负值集中在陇南东南部地区,原因可能是该地区人类活动频繁,影响较大所导致。结果表明,模型预测值监测农业干旱是可靠的,对于甘肃省农田区域干旱具有一定的监测能力。

3.2 甘肃省农业干旱时空特征

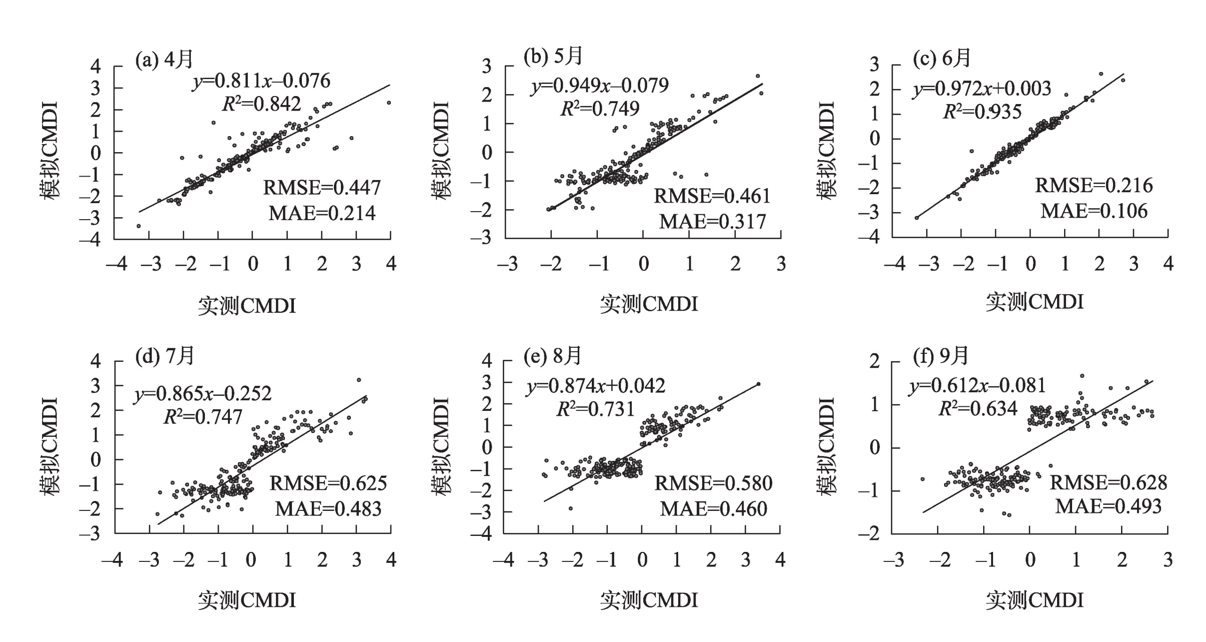
3.2.1 *农业干旱空间分布格局及变化趋势* 不同年份的甘肃省农作物生长季干旱空间分布(图5)显示,各区域干旱程度的轻重程度差异很大。总体上,干旱高发地主要集中在河西地区和陇中地区,



注：MOD13A2为植被指数产品归一化植被指数(NDVI)；MOD11A2为地表温度(LST)产品；MCD12Q1为2015年土地覆盖类型产品；TRMM 3B43为降水数据；SRTM DEM为地形数据；ESA CCI为土壤湿度数据；DEM、SLOPE、ASPECT为高程、坡度、坡向；VCI为植被状态指数；TCI为温度状态指数；PCI为降水状态指数；SMCI为土壤湿度状态指数；TVDI为温度植被干旱指数；MIDI为微波综合干旱指数；CMDI为综合气象干旱指数；SPEI为标准化降水蒸散发指数。下同。

图2　随机森林模型构建流程图

Fig. 2　Flow chart of random forest model construction



注：RMSE为均方根误差；MAE为平均绝对误差。

图3　4—9月模拟CMDI与气象站点实测CMDI散点图

Fig. 3　Scatter diagrams of simulated CMDI and measured CMDI of meteorological stations from April to September

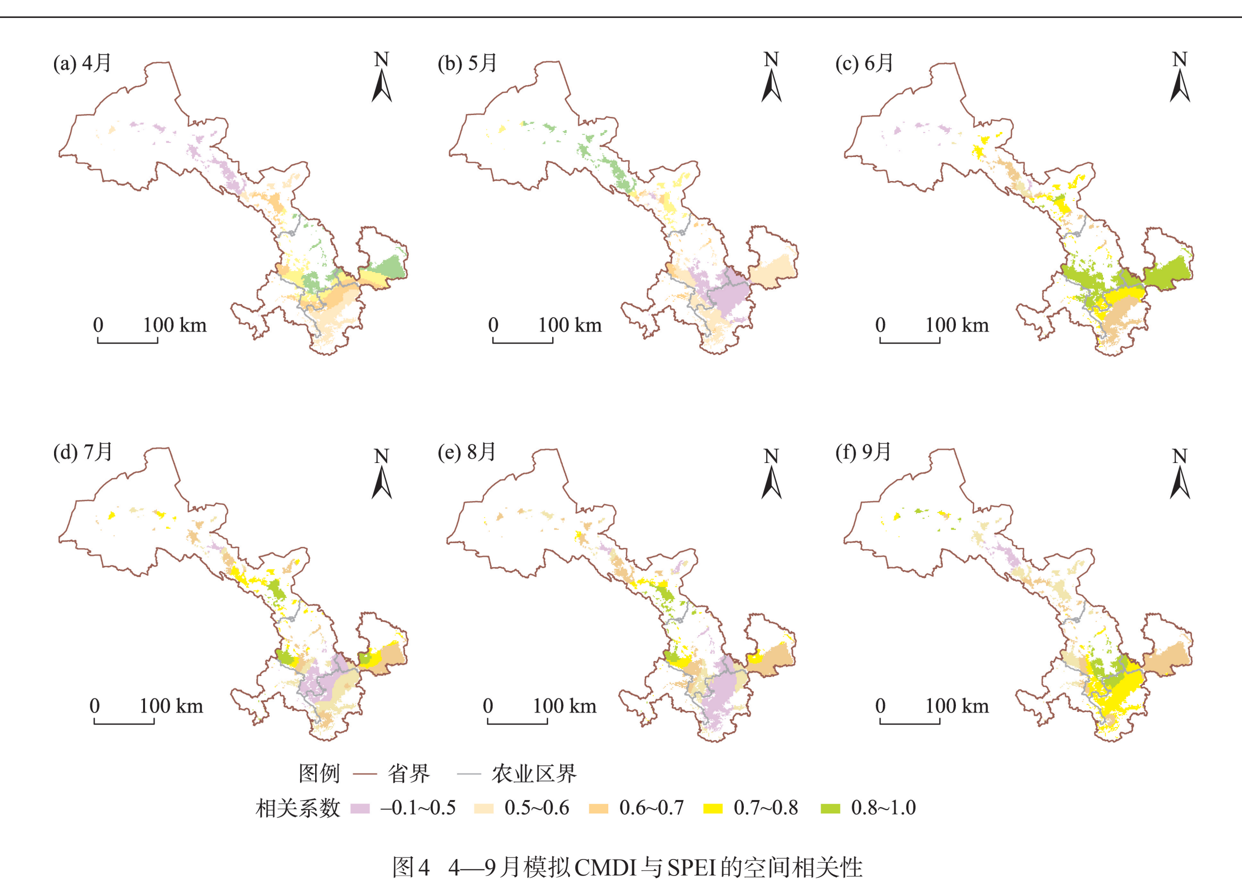


图4 4—9月模拟CMDI与SPEI的空间相关性

Fig. 4 Spatial correlation between simulated CMDI and SPEI from April to September

甘南、陇南、陇东地区的干旱程度较轻。2011—2019年，甘肃省农业干旱程度最为严重的年份是2017年，最轻的年份是2012年；甘肃省农业干旱呈现较大的波动趋势，年际变化较为复杂，但呈现出明显的地域分异规律，即由甘肃省东南部向西北部干旱程度加重。这与庞素菲等[20]基于TVDI得到的甘肃省农业旱区旱情特征结果大体一致。

从各年份来看，2011年河西中部（张掖–嘉峪关）部分地区和陇中及陇东地区是干旱最为严重的区域，表现为重旱和特旱，河西东部也伴随有少量的中旱现象，陇南地区的干旱程度最轻，表现为轻旱和无旱。2012年除河西地区表现为重旱和中旱外，几乎甘肃省整个农田区都无干旱发生，可见河西地区仍然是干旱发生的高频区域；相较于2011年除河西小部分地区和陇南地区干旱加重外，其余地区的农业干旱得到明显的减缓，陇中和陇东地区没有干旱发生，陇南整个地区呈现干旱加重，但表现为轻旱。2013年河西东部干旱加重最为强烈，表现为特旱，其余农田区域均呈现减轻趋势。2014年部分地区干旱程度加重，主要集中在陇南地区，表现为重旱和中旱。2015年陇中地区发生了较为严重的农业干旱，河西地区的干旱有所减轻。2016年干旱最为严重的区域是河西地区的东部、中部，而陇中、陇南、陇东地区均有轻度干旱发生。2017年整个甘肃省农田区均有干旱发生，特旱、重旱仍然集中在河西地区，轻旱和中旱发生在陇南和陇东地区；根据“2018年甘肃日报”可知[38]，该年7月持续高温导致中东部受旱范围和程度为2015—2017年同期之最，影响玉米开花授粉，导致结实率下降，同时也造成马铃薯结薯量减少。2018年和2019年河西地区的干旱程度依然严重，陇中、陇南地区干旱程度较2017年有所减轻。总体而言，由于甘肃省复杂的气候类型、广阔的面积以及多样的地形，使得河西地区常年是特旱区和重旱区，陇中地区是重旱区和中旱区，甘南、陇南和陇东地区是干旱–无旱波动变化区。

2011—2019年，甘肃省农业干旱程度变化在农作物生长季的各月份呈现较大的空间异质性（图6）。以CMDI的线性倾向率作为表征指标，当该值为负时，表明干旱程度增强；反之意味着干旱程度有所减轻。从各月份来看，4月甘肃省大部分区域CMDI的线性倾向率大于0，说明干旱程度呈现减轻

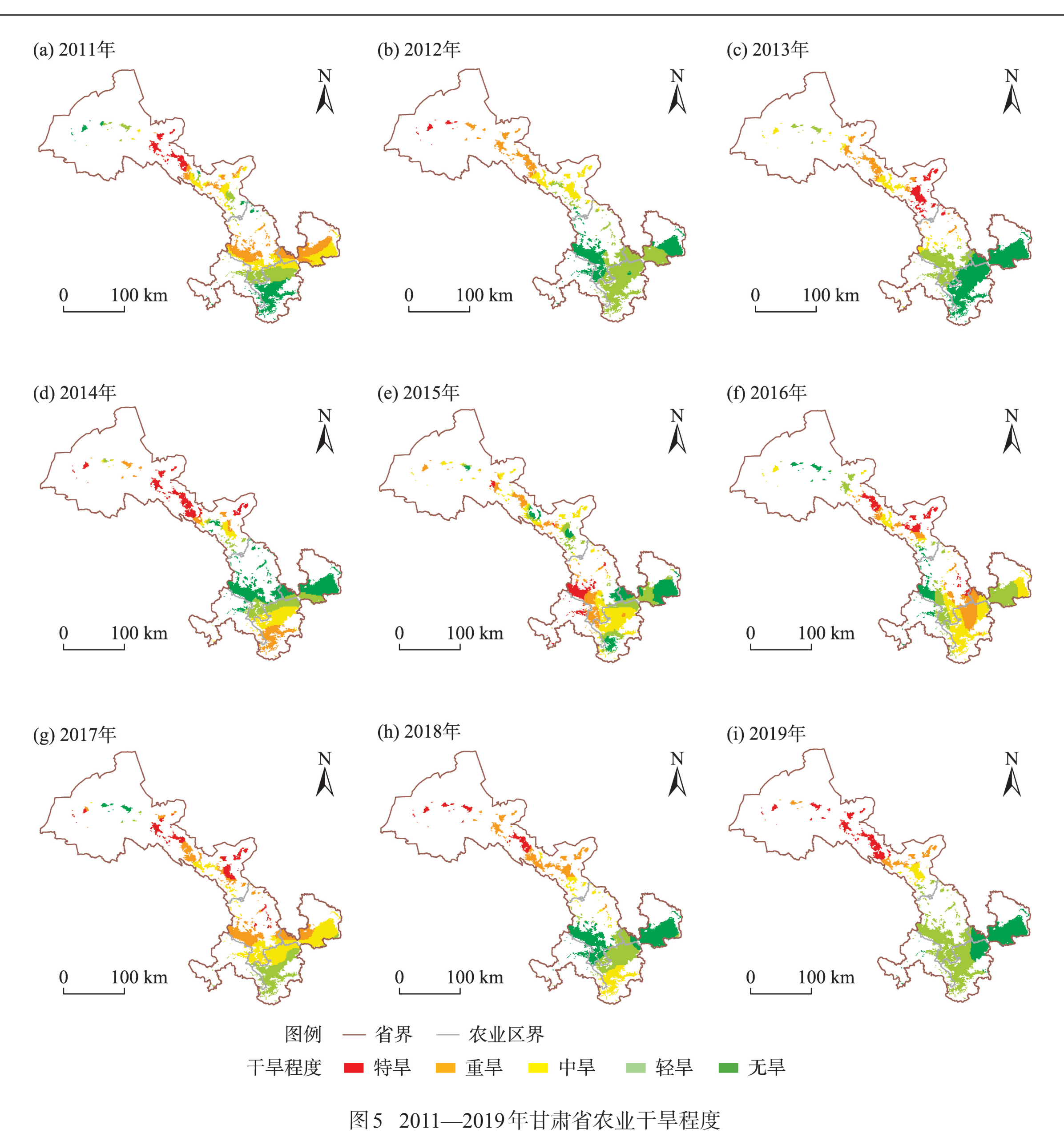


图5　2011—2019年甘肃省农业干旱程度

Fig. 5　Agricultural drought degree in Gansu Province during 2011—2019

趋势，其中陇南地区最为明显；5月除陇东地区和河西地区西部干旱程度略有减轻外，河西大部分地区、陇中地区和陇南地区干旱程度有所加剧；6月陇东地区和陇南地区干旱程度明显减轻，而陇中地区北部和河西地区东部的石羊河流域下游旱情有所增强；7月整个河西地区呈现较明显的干旱程度减轻趋势，陇东地区和陇南地区部分区域呈现干旱程度增加趋势；8月干旱程度明显加剧的区域为陇南地区，而河西地区的干旱程度呈现减轻趋势；9月除陇南和陇中部分地区呈现干旱程度减轻趋势外，其余地区均呈现干旱程度增加趋势。需要指出的是，4—9月甘南地区干旱程度均呈减轻趋势。

3.2.2　*农业干旱时间变化规律*　2011—2019年模拟CMDI均值在各月份的变化较大(图7)，根据值的大小将干旱划分为特旱、重旱、中旱、轻旱和无旱5个干旱等级(图8)。如图7所示，CMDI均值在9 a内最大值为1.10，表现为无旱，则表明在2014年7月无任何干旱胁迫；最小值为-2.54，表现为特旱，则表明干旱程度在2017年6月最严重。4月CMDI均值介于-1.25~0.33之间，在2011、2018年表现为无旱，2012、2017年表现为中旱，其余年份均表现为轻旱；5月CMDI均值介于-1.82~ -0.06，在2017年表现为重旱，2012、2014、2019年表现为无旱，其余年份均表现为轻旱；6月CMDI均值介于-2.54~1.01，在

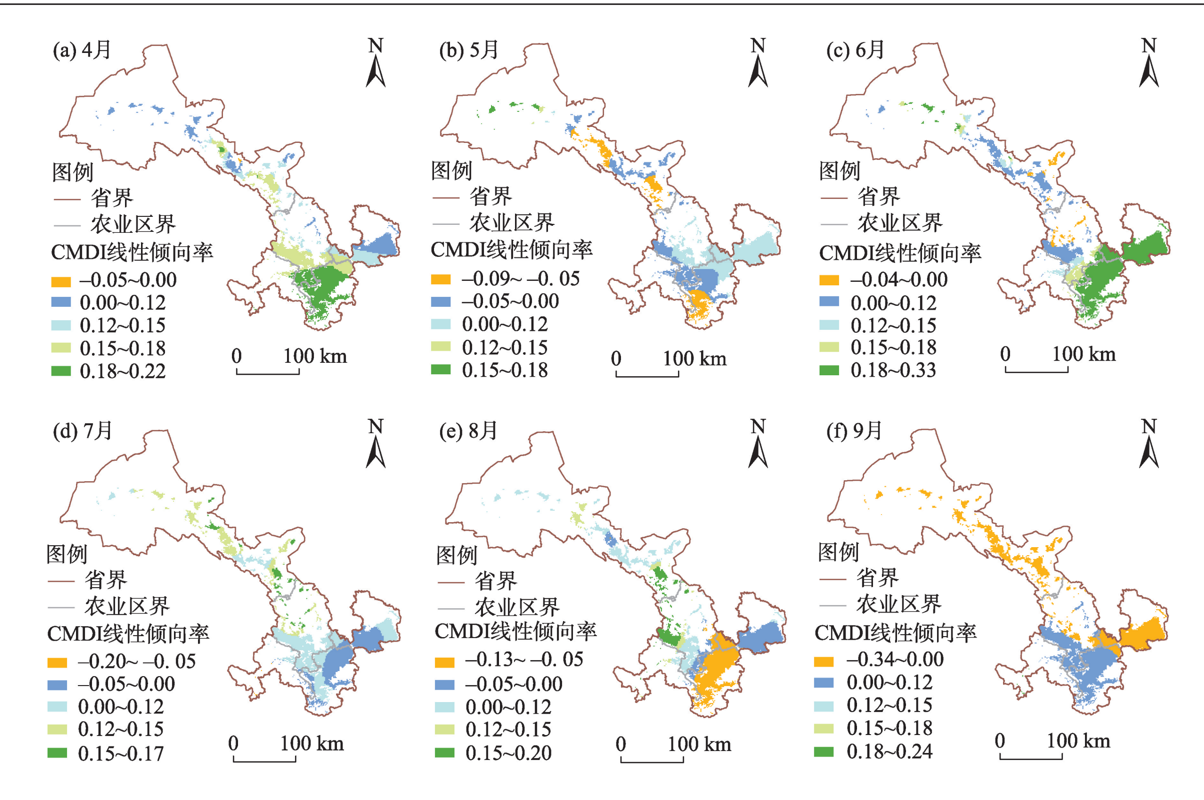


图6 2011—2019年4—9月甘肃省农业干旱变化趋势

Fig. 6 Trends of agricultural drought in Gansu Province from April to September during 2011—2019

2017年表现为特旱，2019年表现为中旱，2011、2013、2015年表现为轻旱，其余年份均表现为无旱；7月CMDI均值介于-1.98~1.10，在2017年表现为重旱，2012、2014年表现为无旱，其余年份均表现为轻旱；8月CMDI均值介于-1.22~1.05，在2017年表现为中旱，2011、2014、2016年表现为轻旱，其余年份均表现为无旱；9月均值介于-1.32~1.03，在2018年表现为中旱，2011、2017、2019年表现为轻旱，其余年份均表现为无旱。可见，2012年的干旱程度最轻，在4月表现为中旱外，其余月份均呈现无旱；2017年的干旱程度最重，在农作物生长季(4—9月)均有不同程度的干旱发生。

4 讨 论

通过对甘肃省农业干旱分析结果与庞素菲等[20]研究比较发现，甘肃省每年都有农业干旱发生，河西地区旱情重，甘南地区旱情轻，干旱呈现出明显的地域分异规律，即“西北旱、东南润”；本文提取甘肃省农田区集成多因子进行监测，而后者在基于单一TVDI指数的基础上，利用相关分析探讨海拔、坡度、气温、降水、土地利用类型、植被类型与农业干旱的密切程度，本研究剔除了非农田区下垫面的影响，避免了单一遥感干旱因子的局限性。韩兰英等[39]利用1960—2012年甘肃省农业干旱灾情和气象站点资料，构建农业干旱灾害风险指数，以作物综合损失率定量分析农业干旱，并确定气温和降水是关键致灾因子。与之相比，本文模拟的CMDI弥补了基于气象站点监测不连续性的不足。赖力等[40]基于SPEI和VCI来表征气象干旱和农业干旱，发现农业干旱对3个月尺度的气象干旱反映最为灵敏。本文构建的模型中耦合了VCI、TCI、PCI、TVDI、SMCI、DEM、MIDI等因子，能更准确地反映气象干旱是导致农业干旱的外在驱动力，揭示农业干旱对气象干旱的响应。同时，针对SPEI与模型结果的相关分析，本文仅采用了1个月尺度的SPEI值，若采用较多尺度的SPEI，则会找出农业干旱对气象干旱反映最为灵敏的时间尺度。另外，随机森林模型的输入参数都是在前人研究的基础上选取的干旱因子，没有进行设置最佳模型性能方案，因此对多因子进行合理的筛选验证，利用更多成熟的遥感致旱因子输入随机森林模型估算农业干旱指数是今后

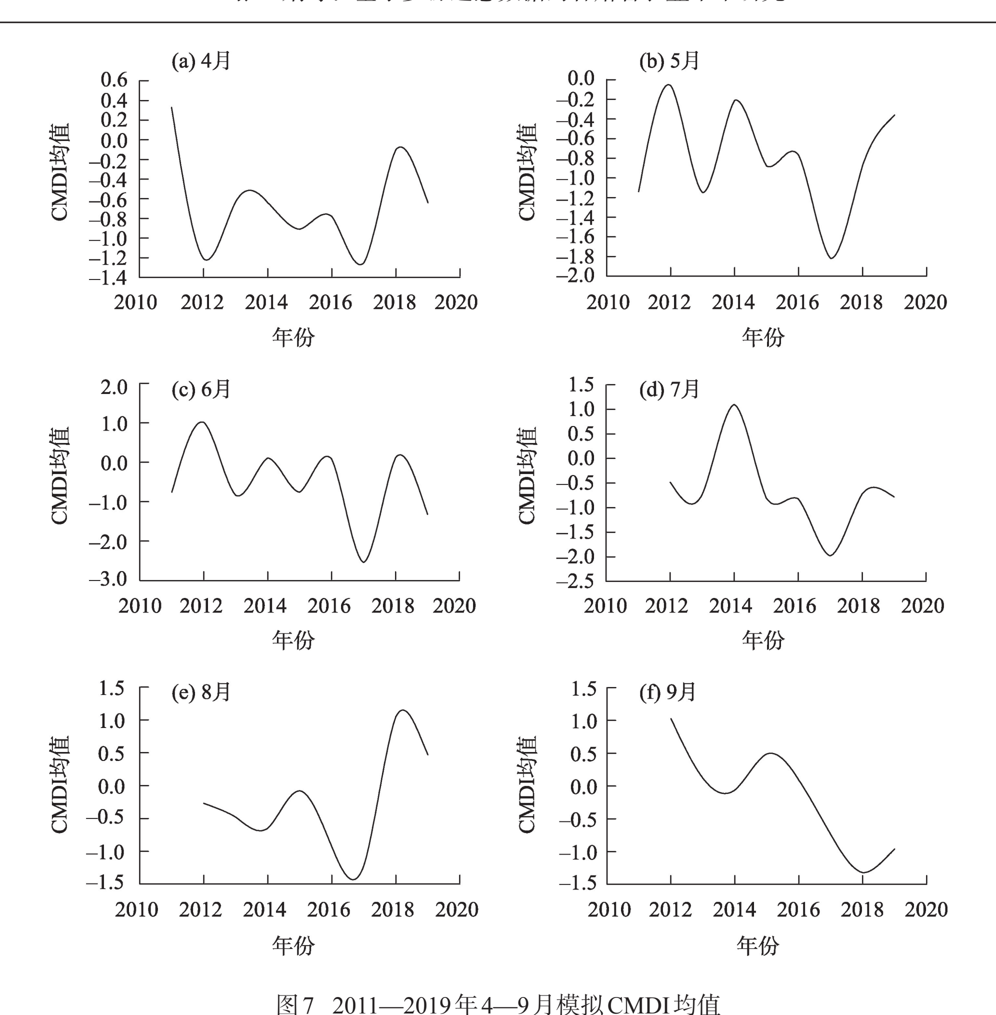


图7　2011—2019年4—9月模拟CMDI均值

Fig. 7　Averaged simulated CMDI from April to September during 2011—2019

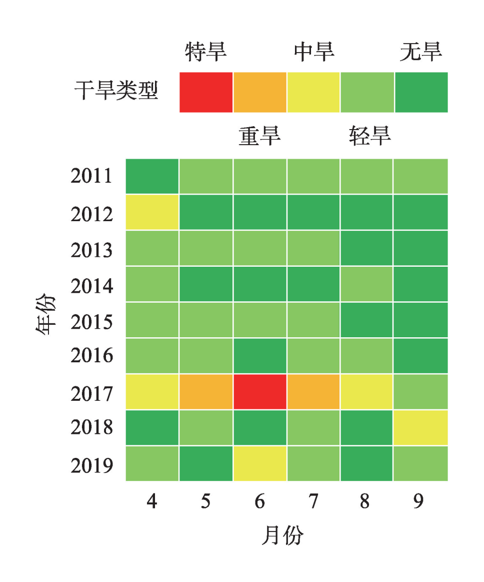


图8　不同年月干旱程度

Fig. 8　Drought degree in different years or months

需要考虑的方向。

甘肃省河西地区是农业干旱发生的特旱区，由于荒漠化、土地盐碱化、水土流失严重等问题使得绿洲成为维系人类生产生活的环境基础。若制定合理的生态保护政策、限制绿洲资源的过度开发、广泛发展戈壁农业和设施农业等一系列节水措施，则可缓解农业干旱；从长期来看，还可增加该地区耐旱作物的种植面积和实现跨流域调水工程这一目标减缓农业干旱。陇中地区是农业干旱发生的重旱区（包括庆阳市、平凉市、定西市），由于降雨量有限、地下水资源不多、基本没有外来水源和大型河流等因素限制，使得该区域的水资源严重匮乏。若能高效利用黄河上游流域水源、加强流域生态保护、发挥现有水库调蓄功能、广泛发展温室农业和灌溉节水农业，则可以有效减缓该地区的农业干旱。

5　结　论

本文利用多源遥感数据提取农业致旱因子，结合随机森林模型构建CMDI，并以实测SPEI和CMDI来评价模型结果，最后分析甘肃省农业干旱的空间

分异特征和变化规律，得到以下主要结论：

（1）模型结果与实测CMDI的拟合优度最高为0.935，最低为0.634，精度较高；与SPEI相关性大多在0.50以上，空间上可靠性强。这表明利用随机森林模型集成多因子监测农业干旱是有效的，可以很好地反映农业干旱的发生发展过程。

（2）2011—2019年，甘肃省农业干旱程度最为严重的年份是2017年，最轻的年份是2012年；甘肃省农业干旱呈现较大的波动趋势，年际变化较为复杂，但呈现出明显的地域分异规律，即由甘肃省东南部向西北部干旱程度加重。其中，河西地区多为特旱区和重旱区，陇中地区为重（中）旱区，陇南、陇东、甘南地区为干旱-无旱波动变化区。

（3）2011—2019年，甘南地区在农作物生长季干旱程度均呈减轻趋势，除大部分地区在4月和6月，以及陇东地区和陇南地区分别在5月和9月农业旱情有所减轻趋势外，其余地区在农作物生长季的旱情呈增加趋势。

参考文献（References）

[1] 张世喆，朱秀芳，刘婷婷，等. 基于多维Copula的中国干旱特征及危险性分析[J]. 干旱区地理, 2022, 45(2): 333-345. [Zhang Shizhe, Zhu Xiufang, Liu Tingting, et al. Drought characteristics and risk hazard in China based on multidimensional Copula model [J]. Arid Land Geography, 2022, 45(2): 333-345.]

[2] 范磊，吕爱锋，张文翔. 青海省干旱时空特征及与大气环流响应关系[J]. 干旱区资源与环境, 2021, 35(12): 60-65. [Fan Lei, Lü Aifeng, Zhang Wenxiang. Temporal-spatial variation characteristics of drought and its relationship with atmospheric circulation in Qinghai Province[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2021, 35(12): 60-65.]

[3] IPCC. Climate Change 2021: The physical science basis: Contribution of working group I to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2021.

[4] Thilagaraj P, Masilamani P, Venkatesh R, et al. Google earth engine based agricultural drought monitoring in Kodavanar Watershed, part of Amaravathi Basin, Tamil Nadu, India[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2021, XLIII-B5-2021: 43-49.

[5] 孙灏，陈云浩，孙洪泉. 典型农业干旱遥感监测指数的比较及分类体系[J]. 农业工程学报, 2012, 28(14): 147-154. [Sun Hao, Chen Yunhao, Sun Hongquan. Comparisons and classification system of typical remote sensing indexes for agricultural drought[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(14): 147-154.]

[6] 吴泽棉，邱建秀，刘苏峡，等. 基于土壤水分的农业干旱监测研究进展[J]. 地理科学进展, 2020, 39(10): 1758-1769. [Wu Zemian, Qiu Jianxiu, Liu Suxia, et al. Advances in agricultural drought monitoring based on soil moisture[J]. Progress in Geography, 2020, 39(10): 1758-1769.]

[7] Dai A. Increasing drought under global warming in observations and models[J]. Nature Climate Change, 2013, 3(1): 52-58.

[8] 刘宪锋，朱秀芳，潘耀忠，等. 农业干旱监测研究进展与展望[J]. 地理学报, 2015, 70(11): 1835-1848. [Liu Xianfeng, Zhu Xiufang, Pan Yaozhong, et al. Agricultural drought monitor: Progress, challenges and prospect[J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(11): 1835-1848.]

[9] Lee S J, Kim N R, Lee Y W. Development of integrated crop drought index by combining rainfall, land surface temperature, evapotranspiration, soil moisture, and vegetation index for agricultural drought monitoring[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1778, doi: 10.3390/rs13091778.

[10] 胡鹏飞，李净，王丹，等. 基于MODIS和TRMM数据的黄土高原农业干旱监测[J]. 干旱区地理, 2019, 42(1): 173-178. [Hu Pengfei, Li Jing, Wang Dan, et al. Monitoring agricultural drought in the Loess Plateau using MODIS and TRMM data[J]. Arid Land Geography, 2019, 42(1): 173-178.]

[11] 温庆志，孙鹏，张强，等. 基于多源遥感数据的农业干旱监测模型构建及应用[J]. 生态学报, 2019, 39(20): 7757-7770. [Wen Qingzhi, Sun Peng, Zhang Qiang, et al. An integrated agricultural drought monitoring model based on multi-source remote sensing data: Model development and application[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(20): 7757-7770.]

[12] 刘高鸣，谢传节，何天乐. 基于多源数据的农业干旱监测模型构建[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(11): 1811-1822. [Liu Gaoming, Xie Chuanjie, He Tianle. Agricultural drought monitoring model constructing based on multi-source data[J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(11): 1811-1822.]

[13] Brown J F, Wardlow B D, Tadesse T, et al. The vegetation drought response index (VegDRI): A new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation[J]. GIScience & Remote Sensing, 2008, 45(1): 16-46.

[14] Wu J, Zhou L, Liu M, et al. Establishing and assessing the integrated surface drought index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mid-eastern China[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 397-410.

[15] 邵京，李晓松，杨珺婷，等. 光学与雷达遥感协同的大尺度草地灌丛化监测研究[J]. 干旱区资源与环境, 2021, 35(2): 130-135. [Shao Jing, Li Xiaosong, Yang Junting, et al. Study on large scale grassland shrub monitoring based on optical and radar remote sensing[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2021, 35(2): 130-135.]

[16] 刘斌，郭星，朱宇恩. 基于随机森林模型的土壤重金属源解析

——以晋中盆地为例[J]. 干旱区资源与环境, 2019, 33(1): 106-111. [Liu Bin, Guo Xing, Zhu Yu'en. Analysis of soil heavy metal sources in Jinzhong Basin based on random forest model[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2019, 33(1): 106-111.]

[17] 高亮, 杜鑫, 李强子, 等. 融合土地覆盖和土壤水分产品的近地表空气温度空间化方法[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(10): 2023-2037. [Gao Liang, Du Xin, Li Qiangzi, et al. A near-surface air temperature spatialization method integrating landuse and soil moisture products[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(10): 2023-2037.]

[18] 沈润平, 郭佳, 张婧娴. 基于随机森林的遥感干旱监测模型的构建[J]. 地球信息科学学报, 2016, 19(1): 125-133. [Shen Runping, Guo Jia, Zhang Jingxian. Construction of a drought monitoring model using the random forest based remote sensing[J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 19(1): 125-133.]

[19] 董婷, 任东, 邵攀, 等. 基于多源遥感数据和随机森林的综合旱情指标构建[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 200-212. [Dong Ting, Ren Dong, Shao Pan, et al. Construction of integrated drought condition index based on multi-sensor remote sensing and random forest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 200-212.]

[20] 庞素菲, 魏伟, 郭泽呈, 等. 基于TVDI的甘肃省农业旱情特征及其影响因素[J]. 生态学杂志, 2019, 38(6): 1849-1860. [Pang Sufei, Wei Wei, Guo Zecheng, et al. Agricultural drought characteristics and its influencing factors in Gansu Province based on TVDI[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(6): 1849-1860.]

[21] 胡蝶, 沙莎, 王丽娟, 等. 欧空局主被动微波土壤水分融合产品在甘肃省干旱监测中的应用[J]. 干旱气象, 2019, 37(4): 517-528. [Hu Die, Sha Sha, Wang Lijuan, et al. Drought monitoring applications of the European space agency climate change initiative soil moisture combined product in Gansu Province[J]. Journal of Arid Meteorology, 2019, 37(4): 517-528.]

[22] 魏堃, 张勃, 马尚谦, 等. 甘肃省河东地区春玉米干旱演变特征及灾损风险区划[J]. 干旱地区农业研究, 2019, 37(6): 238-247. [Wei Kun, Zhang Bo, Ma Shangqian, et al. Drought evolution characteristics and risk zoning of spring maize in Hedong of Gansu Province[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2019, 37(6): 238-247.]

[23] 李栋梁, 刘德祥. 甘肃气候[M]. 北京: 气象出版社, 2000: 2-105. [Li Dongliang, Liu Dexiang. Gansu climate[M]. Beijing: Meteorological Publishing House, 2000: 2-105.]

[24] 郭斌, 邢文雪, 李云, 等. 基于TRMM 3B43产品的1998—2016年黄淮海平原降水时空特征研究[J]. 地理科学, 2021, 41(7): 1285-1294. [Guo Bin, Xing Wenxue, Li Yun, et al. Temporal and spatial characteristics of precipitation based on TRMM 3B43 product in the Huang-Huai-Hai Plain during 1998—2016[J]. Scientia Geographica Sinica, 2021, 41(7): 1285-1294.]

[25] 彭振华, 李艳忠, 余文君, 等. 遥感降水产品在中国不同气候区的适用性研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(7): 1296-1311. [Peng Zhenhua, Li Yanzhong, Yu Wenjun, et al. Research on the applicability of remote sensing precipitation products in different climatic regions of China[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(7): 1296-1311.]

[26] 费龙, 邓国荣, 张洪岩, 等. 基于降水Z指数的朝鲜降水及旱涝时空特征[J]. 自然资源学报, 2020, 35(12): 3051-3063. [Fei Long, Deng Guorong, Zhang Hongyan, et al. Spatiotemporal patterns of precipitation and drought and flood using *Z*-index in Democratic People's Republic of Korea[J]. Journal of Natural Resources, 2020, 35(12): 3051-3063.]

[27] 余灏哲, 李丽娟, 李九一. 基于TRMM降尺度和MODIS数据的综合干旱监测模型构建[J]. 自然资源学报, 2020, 35(10): 2553-2568. [Yu Haozhe, Li Lijuan, Li Jiuyi. Establishment of comprehensive drought monitoring model based on downscaling TRMM and MODIS data[J]. Journal of Natural Resources, 2020, 35(10): 2553-2568.]

[28] 李净, 张晓. TRMM降水数据的空间降尺度方法研究[J]. 地理科学, 2015, 35(9): 1164-1169. [Li Jing, Zhang Xiao. Downscaling method of TRMM satellite precipitation data[J]. Scientia Geographica Sinica, 2015, 35(9): 1164-1169.]

[29] Yu G, Di L. Downscaling of global soil moisture using auxiliary data[C]//Yang W. International Geoscience & Remote Sensing Symposium. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008: 230-233.

[30] 杜灵通, 田庆久, 王磊, 等. 基于多源遥感数据的综合干旱监测模型构建[J]. 农业工程学报, 2014, 30(9): 126-132. [Du Lingtong, Tian Qingjiu, Wang Lei, et al. A synthesized drought monitoring model based on multi-source remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(9): 126-132.]

[31] 张静, 魏伟, 庞素菲, 等. 基于FY-3C和TRMM数据的西北干旱区干旱监测与评估[J]. 生态学杂志, 2020, 39(2): 690-702. [Zhang Jing, Wei Wei, Pang Sufei, et al. Monitoring and assessment of drought in arid area in northwest China based on FY-3C and TRMM Data[J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(2): 690-702.]

[32] 谢五三, 田红, 王胜. 基于CI指数的淮河流域干旱时空特征研究[J]. 气象, 2013, 39(9): 1171-1175. [Xie Wusan, Tian Hong, Wang Sheng. Study on temporal-spatial characteristics of drought in Huaihe River Basin based on CI index[J]. Meteorological Monthly, 2013, 39(9): 1171-1175.]

[33] GBT 20481. 2006气象干旱等级[S]. 2006: 40-41. [GBT 20481. Meteorological drought grade in 2006[S]. 2006: 40-41.]

[34] 张调风, 张勃, 王有恒, 等. 基于综合气象干旱指数的石羊河流域近50年气象干旱特征分析[J]. 生态学报, 2013, 33(3): 975-984. [Zhang Tiaofeng, Zhang Bo, Wang Youheng, et al. Drought characteristics in the Shiyang River Basin during the recent 50 years based on a composite index[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(3): 975-984.]

[35] Vicente-Serrano S M, Beguería S, López-Moreno J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized pre-

cipitation evapotranspiration index-SPEI[J]. Journal of Climate, 2010, 23(7): 1696−1718.

[36] 芳馨蕊, 温兆飞, 陈吉龙, 等. 基于随机森林回归模型的悬浮泥沙浓度遥感估算[J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 756−772. [Fang Xinrui, Wen Zhaofei, Chen Jilong, et al. Remote sensing estimation of suspended sediment concentration based on random forest regression model[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2019, 23(4): 756−772.]

[37] 任丽, 杨联安, 王辉, 等. 基于随机森林的苹果区土壤有机质空间预测[J]. 干旱区资源与环境, 2018, 32(8): 141−146. [Ren Li, Yang Lian'an, Wang Hui, et al. Spatial prediction of soil organic matter in apple region based on random forest[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2018, 32(8): 141−146.]

[38] 洪文泉. 甘肃发布2017年十大天气气候事件[N]. 甘肃日报, 2018-01-04(008). [Hong Wenquan. Gansu released the top 10 weather and climate events of 2017[N]. Gansu Daily, 2018-01-04 (008).]

[39] 韩兰英, 张强, 赵红岩, 等. 甘肃省农业干旱灾害损失特征及其对气候变暖的响应[J]. 中国沙漠, 2016, 36(3): 767−776. [Han Lanying, Zhang Qiang, Zhao Hongyan, et al. The characteristics agricultural drought disaster loss and response to climate warming in Gansu, China[J]. Journal of Desert Research, 2016, 36(3): 767−776.]

[40] 赖力, 粟晓玲, 冯凯. 甘肃省农业干旱对多尺度气象干旱的响应[J]. 节水灌溉, 2020(2): 102−108. [Lai Li, Su Xiaoling, Feng Kai. Response of agricultural drought to multi-scale meteorological drought in Gansu Province[J]. Water Saving Irrigation, 2020(2): 102−108.]

Agricultural drought research based on multi-source remote sensing data in Gansu Province

ZHANG Juan, YAO Xiaojun, LI Jing, WANG Xiaoyan

(College of Geography and Environmental Science, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, Gansu, China)

Abstract: Drought is the main environmental stressor to crop growth and development and a pivotal natural constraint to high agricultural yield and harvest. Agricultural drought monitoring is typically based on meteorological observations, which, to some extent, cannot reflect the agricultural drought conditions on a regional scale. Taking the Gansu Province of China as the study area, the compositive meteorological drought index (CMDI) was constructed using a random forest regression model and the spatiotemporal pattern and change rule of drought during the crop-growing season (April to September) from 2011 to 2019 in the Gansu Province were analyzed based on MODIS, TRMM, ESA CCI, and other remote sensing data products as well as meteorological station data. The results are as follows: (1) the coefficient of determination (R^2) of the CMDI and the measured value were all greater than 0.634 in each month; the CMDI has a high spatial correlation with the standardized precipitation evapotranspiration index, showing that the CMDI can reflect the occurrence and development of agricultural drought. (2) The agricultural drought in the Gansu Province exhibited an obvious pattern of regional differentiation, with the drought degree gradually increasing from southeast to northwest. Most parts of the Hexi region were in special and severe drought, the Longzhong region was in severe (medium) drought, and the Longdong, Longnan, and Gannan regions were in fluctuating drought. (3) From 2011 to 2019, the agricultural drought in the Gansu Province exhibited a significant fluctuating trend on both annual and monthly scales, and the drought degree was most moderate in 2012 and most severe in 2017. Agricultural drought has been reduced in the Gannan region in April-September, most areas in April and June, the Longdong region in May, and the Longnan region in September. However, the remaining regions experienced an increasing trend of drought during the crop-growing season from 2011 to 2019.

Key words: drought; agricultural; remote sensing; random forest; Gansu Province